

# 조명 정규화 및 하이브리드 분류기를 이용한 계량기 숫자 인식

## Meter Numeric Character Recognition Using Illumination Normalization and Hybrid Classifier

오한글\* · 조성원\*<sup>†</sup> · 정선태\*\*

Hangul Oh, Seongwon Cho<sup>†</sup>, and Sun-Tae Chung

\*홍익대학교 전기정보제어공학과, \*\*송실대학교 정보통신전자공학부

<sup>†</sup>School of Electronic and Electrical Engineering, Hongik University

\*\*School of Electronic Engineering, Soongsil University

### 요 약

본 논문에서는 저조도 및 음영이 생기는 조명 환경하에서 성능이 개선된 계량기 숫자 인식 방법을 제안한다. 저조도 및 음영 문제를 해결하기 위해 LN(Local Normalization) 처리 기법을 이용한 조명 정규화를 수행한 후, 계량기 숫자 영역 검출과 3단계 계량기 숫자 분할이 이루어진다. 마지막으로 분할된 숫자 데이터를 분류하기 위한 하이브리드 숫자 분류기가 적용된다. 제안된 하이브리드 숫자 분류기는 역전파 신경망과 템플레이트 매칭의 연속 결합으로 이루어지고, 계량기 숫자 분류에 보다 강인한 휴리스틱 규칙에 의해 최종적으로 숫자를 분류한다. 저조도 및 음영 조명 환경하의 다양한 계량기 종류에 대해 직접 촬영하여 자체 제작한 계량기 이미지 데이터베이스에 기반한 실험을 통해 본 논문에서 제안한 숫자 인식 방법을 평가하고, 제안된 계량기 숫자 인식 방법이 효과적으로 잘 동작함을 확인하였다.

**키워드** : 계량기, 원격 자동 검침, 조명 정규화, 영상 분할, 숫자 인식

### Abstract

In this paper, we propose an improved numeric character recognition method which can recognize numeric characters well under low-illuminated and shade-illuminated environment. The LN(Local Normalization) preprocessing method is used in order to enhance low-illuminated and shade-illuminated image quality. The reading area is detected using line segment information extracted from the illumination-normalized meter images, and then the three-phase procedures are performed for segmentation of numeric characters in the reading area. Finally, an efficient hybrid classifier is used to classify the segmented numeric characters. The proposed numeric character classifier is a combination of multi-layered feedforward neural network and template matching module. Robust heuristic rules are applied to classify the numeric characters. Experiments using meter image database were conducted. Meter image database was made using various kinds of meters under low-illuminated and shade-illuminated environment. The experimental results indicates the superiority of the proposed numeric character recognition method.

**Key Words** : Meter, AMR, Illumination Normalization, Image Segmentation, Numeric Recognition

접수일자: 2013년 12월 20일

심사(수정)일자: 2014년 2월 17일

게재확정일자 : 2014년 2월 18일

<sup>†</sup> Corresponding author

감사의 글 : 본 연구는 정부재원(한국연구재단 기초 연구사업[2012R1A1A2006883], 중소기업청, 산업통상자원부), 2011학년도 홍익대학교 학술연구진흥비 및 송실대학교 교내연구비의 지원을 받아 수행되었습니다. 연구비 지원에 감사드립니다.

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

## 1. 서 론

현재, 에너지의 해외 의존도가 97%에 달하는 우리나라의 에너지 사용 현황에서 그린 에너지 사용 증대 및 전력 에너지의 효율적 사용을 위해 국가적으로 스마트 그리드 사업이 진행 중이다[1]. 스마트 그리드 사업의 효과적인 성공을 위해서는 스마트 미터, 스마트 빌딩 관리 등의 기술이 매우 중요하다. 스마트 미터 기술에는 효율적인 원격 검침 시스템 개발 기술이 필요시 된다. 원격 검침 시스템은 전기, 수도, 가스 등의 자동 계량기나 상하수도 수질, 하천 수위 측정 및 제어 시스템, 공정제어 시스템, 빌딩관리시스템 등 범주가 다양하여 시장의 규모 역시 지속적으로 증대되고 앞으로의 성장 가능성은 매우 클 것으로 전망되고 있다. 스마트 그리드와 같은 에너지 절약 시스템의 핵심 요소인 원격

자동 검침 시스템에 대한 연구 및 개발을 진행 중이며, 본 논문에서 제시하는 원격 자동 검침 시스템(AMR)은 계량기의 계량 숫자 값을 읽어 서버에 전송하여 실시간으로 사용량을 분석하여 사용량 제어 등을 통해 에너지 절약에 기여할 수 있을 것으로 본다.

본 논문은 기존 계량기에서의 원격 자동 검침을 지원하기 위한 영상기반 계량기 데이터 숫자 인식에 관한 것이다. 전형적인 영상기반 계량기 데이터 숫자 인식은 차량 번호판 인식과 유사하게 숫자 영역의 검출, 숫자 분할, 숫자 인식의 세단계로 나뉘어 수행된다[2][3]. 하지만, 계량기 숫자 인식의 경우 차량 번호판 인식과 차이점 역시 존재한다. 첫 번째로, 계량기 타입(type)에 따라 숫자 표시 방법이 다양하다는 점이고, 이에 따라 숫자 폰트, 크기, 총 사용 숫자 개수 등의 경우가 차량 번호판 경우보다 다양하다. 그리고 두 번째로 계량기가 설치된 환경의 경우 밀폐된 공간에 설치되는 경우가 많기 때문에 실제 획득하는 이미지 자체가 저조도 및 음영이 생기는 경우가 많다는 점이다. 이에 따라 계량기 숫자 인식을 수행할 때 적절한 계량기 숫자 인식 시스템이 요구된다.

## 2. 계량기 숫자 영역 검출

계량기의 숫자 영역의 정확한 검출은 영상 처리 시간의 절약과 정확한 인식을 위해 중요한 작업이다. 계량기 숫자 인식에 있어 관심 영역은 계량기 데이터를 나타내는 전체 숫자들을 포함하는 사각형 영역으로, 먼저 개략적인 관심 영역을 검출한 후 다시 정교한 사각 영역으로 줄이는 과정을 수행한다. 본 논문에서 제시하는 계량기 숫자 영역 검출 시스템은 그림 1과 같다.

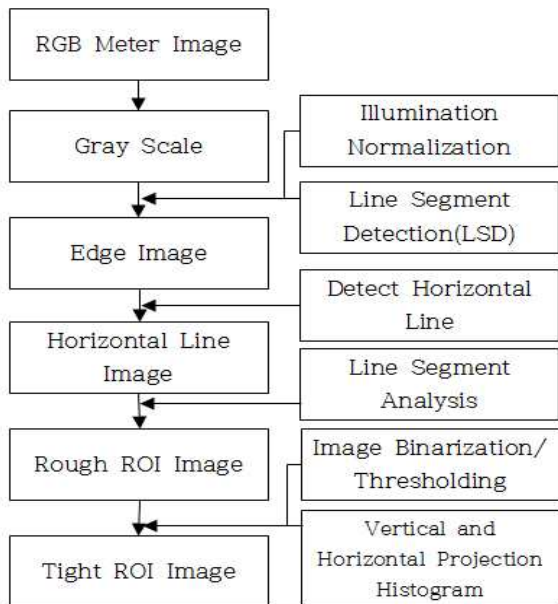


그림 1. 계량기 숫자 영역 검출 순서도  
Fig. 1. Flow chart of the detection of reading area

### 2.1 계량기 영상의 조명 정규화 전처리

계량기 영상은 실제 계량기가 설치된 환경에 따라 다양

한 조명 효과가 나타나게 되는데, 이러한 획득된 이미지에 직접 숫자 인식을 수행하는 경우 만족한 결과를 얻을 수 없다. 계량기는 밀폐된 공간에 설치되는 경우가 많아 저조도 또는 음영이 생기는 경우가 흔히 나타나게 되는데, 이러한 경우에 숫자 인식 성능 개선을 위해 조명 개선 전처리 과정이 필수적이다. LN(Local Normalization)은 조명 효과에 의한 변형 이미지와 조명 효과가 배제된 이미지 사이의 관계를 통해 효율적으로 조명 효과를 제거함으로써 조명 정규화를 수행하는 방식으로, 얼굴 인식에서 이용되고 있다[4].

$$f'(x,y) = A \times f(x,y) + B \quad (1)$$

$f'(x,y)$  : 조명 영향을 받은 이미지

$f(x,y)$  : 조명 효과가 배제된 이미지

조명 영향을 받은 이미지의 변형은 식 (1)과 같이 조명 효과가 배제된 이미지  $f(x,y)$ 에 상승적 잡음(multiplicative noise) A와 상가적 잡음(additive noise) B가 추가된 변형으로 이러한 변형은 다음 식 (2)을 이용하여 추가된 잡음을 따로 구하지 않고 제거가 가능해진다.

$$f_p(x,y) = \frac{f'(x,y) - E(f'(x,y))}{\sqrt{Var(f'(x,y))}} \quad (2)$$

식 (2)에서  $f_p(x,y)$ 은 조명 정규화 결과 이미지,  $E(f'(x,y))$ 는 조명 영향을 받은 이미지의 평균값,  $Var(f'(x,y))$ 는 조명 영향을 받은 이미지의 분산을 나타낸다.

본 논문에서는 그림 2와 같은 음영이 생긴 계량기 이미지 76장의 샘플을 이용하여 실험하였다. 샘플 이미지는 실제 빛이 차단된 공간과 유사한 환경에서 이미지 센서를 이용해 획득한 이미지로 사용하였다.

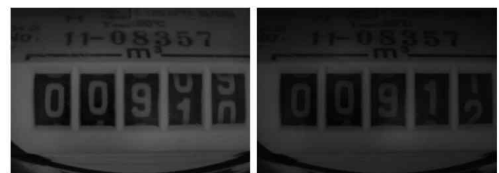


그림 2. 음영이 생긴 샘플 이미지  
Fig. 2. Shaded sample images

그림 3은 LN 조명 정규화 처리 결과 이미지를 나타낸다. 그림 3 (a)이미지는 원본 이미지이며 (b)는 LN 처리 후 이미지이다. 아래와 같이 조명 정규화 과정을 거친 후 본격적으로 숫자 영역 검출을 하게 된다.

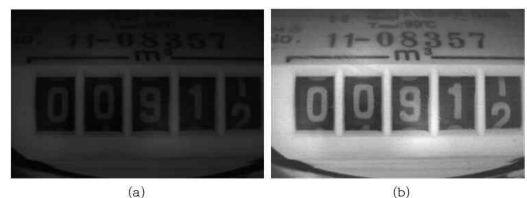


그림 3. LN 조명 정규화 결과  
Fig. 3. Illumination normalization with LN processing

2.2 계량기 숫자 영역의 검출

LSD(Line Segement Detection) 알고리즘[5]은 라인 세그먼트를 추출하는 방법으로 문턱치를 따로 설정할 필요가 없으며, 신속하게 라인을 추출하는 것으로 알려져 있다. 또한, 라인 세그먼트 양단의 좌표 값과 길이 정보를 제공하기 때문에 이를 기반으로 라인의 기울기를 계산하고 유용한 수평 라인 세그먼트만을 추출하게 된다. 그리고, 일정 길이 미만이고 후보 영역 부분에 위치하지 않는 것들 역시 제거한 후 라인 연결을 통해 사각형 영역을 형성해 준다. 마지막으로, 수직 에지점의 밀도를 계산하여 밀도가 크다는 것은 숫자가 있을 확률이 높다는 뜻이므로 여러 사각형 영역들 중 하나를 선택하게 된다. 이렇게 개략적 관심 영역을 선택한 후 우선 이진화를 수행한다. 이진화 방법에는 여러 방법들이 존재하지만 실험을 통해 지역 에지 기반 문턱치 이진화 기법[6]이 가장 좋은 이진화 결과를 보여줌에 따라 이 방법을 선택하였다. 이후 정교화 방법은 수평 및 수직 투영 기법을 이용하여 정교한 숫자 영역을 검출한다[7]. 투영은 수직 라인상의 전경 흰색 화소 개수의 히스토그램을 얻어 수행하게 된다.



그림 4. 클리핑 과정  
Fig. 4. Clipping process



그림 5. 숫자 영역 검출 최종 결과  
Fig. 5. Detection results of the ROI

3. 계량기 숫자 분할

본 논문에서 제안하는 숫자 분할 단계는 그림 6과 같다.

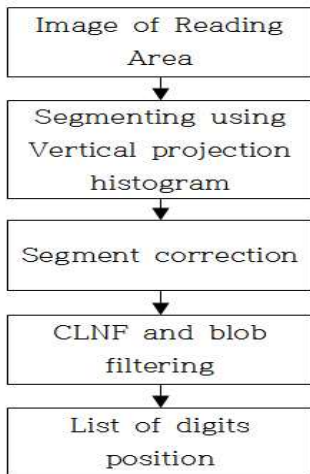


그림 6. 계량기 숫자 분할 순서도

Fig. 6. Flow chart of numeric character segmentation

숫자 분할은 숫자 구역 수직 분할을 먼저 수행한 후 수직 분할된 숫자 구역에서 숫자 분할을 수행하게 된다. 첫 번째 단계로 수직 투영 히스토그램에 근거하여 세그먼트를 수집하고 이후 두 세그먼트가 기준 너비에 비해 너무 가까울 경우에는 합쳐준다. 기준 너비  $W_b$ 는 식 (3)을 통해 구한다.

$$W_b = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{i=n-1} W(i) \tag{3}$$

식 (3)에서  $n$ 은 세그먼트 총 개수,  $W(i)$ 는 세그먼트 너비를 나타낸다.

다음 단계로 기준 너비보다 세그먼트 사이가 비교적 좁을 경우에는 세그먼트 사이의 너비를 식 (4)와 같이 확장시킨다.

$$L_i = (W_b - W(i)) \times \frac{Dist(S_i, S_{i-1})}{Dist(S_i, S_{i-1}) + Dist(S_i, S_{i+1})}$$

$$R_i = (W_b - W(i)) \times \frac{Dist(S_i, S_{i+1})}{Dist(S_i, S_{i-1}) + Dist(S_i, S_{i+1})}$$

$L_i$  : Expand left /  $R_i$  : Expand right

(4)

식 (4)에서  $Dist(S_i, S_{i-1})$ 는 두 세그먼트  $S_i$  와  $S_{i-1}$  사이의 거리를 나타낸다.

숫자분할 단계에서 최종 단계로 각 숫자 구역에서 하나의 숫자를 포함하는 최소의 사각형 영역을 추출하게 된다. 이 최소 사각형을 블랍(blob)이라 하는데, 블랍은 동일한 성질을 갖는 연결된 화소들의 집합이다. 블랍을 추출하는 과정에서 잡음, 음영, 불균일한 조명의 영향으로 숫자의 일부 분만 나타나거나, 하나의 숫자가 분리된 조각으로 나타나는 블랍이 있을 수 있으므로 CLNF 알고리즘[8]을 이용하여 ‘화소 정정’과 ‘연결 요소 분석’의 과정을 통해 최종적으로 계량기 숫자에 대한 해당 블랍을 검출하게 된다.

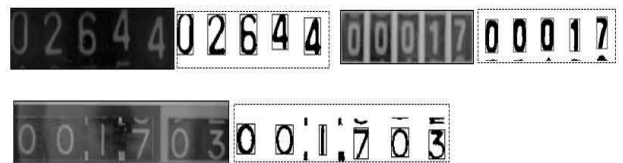


그림 7. 숫자 분할을 통한 타입(type)별 결과 이미지  
Fig. 7. Segmentation results

4. 계량기 숫자 인식

본 논문에서는 최종 단계로 그림 8과 같은 계량기 숫자 인식 알고리즘을 제안한다.

4.1 혼합 특징 벡터 추출

분류기의 성능은 학습과 테스트를 위해 사용되는 특징 벡터들이 중요한 역할을 한다[9-13]. 이러한 특징 벡터는 서로 다른 숫자들과 구분될 수 있도록 숫자를 특징적으로 기술하는 특징 벡터를 정의하고 이를 추출하여야 한다. 특징 벡터는 숫자 크기와 사용된 폰트 타입에 대해 강인한 특성을 가져야 한다. Nearest-neighbor interpolation 방법 [14]을 통해 16×16 사이즈로 정규화를 수행하고, 이 후 특

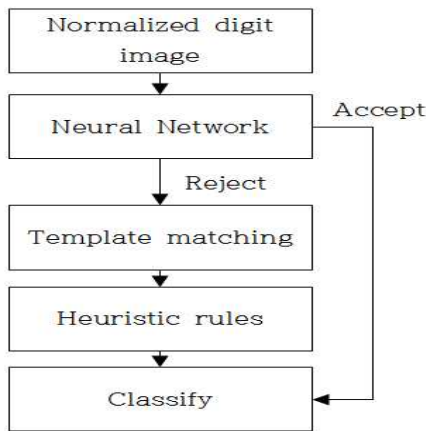


그림 8. 계량기 숫자 인식 순서도

Fig. 8. Flow chart of numeric character recognition

징 벡터는 영역 특징 벡터(zoning feature vector)[15]와 투영 히스토그램 특징 벡터(projection histogram feature vector)[15]를 통해 특징 점을 추출 한 후 조합한다. 최종적으로 조합된 특징 벡터를 이용하여 신경망을 통한 학습과 테스트에 이용하게 된다.

$$V = (Z_1, R_1, C_1, \dots, Z_{16}, R_{16}, C_{16}) \quad (5)$$

식 (5)는 혼합 특징 벡터를 나타내는 식으로,  $Z$ 는 영역 특징 벡터 방식을 이용한 벡터 추출값,  $R$ 은 투영 히스토그램 벡터 추출 값 중 Y축 방향으로 투영하여 얻은 벡터 추출 값,  $C$ 는 투영 히스토그램 벡터 추출 값 중 X축 방향으로 투영하여 얻은 벡터 추출 값을 나타낸다. 표 1은 전체 특징 벡터 크기를 나타낸다.

표 1. 혼합 특징 벡터의 구성  
Table 1. Feature vectors

Feature vector	Included features	Size(element)
FV1	Zoning	16x3
FV2	Projection histogram	16x4x2
FV=FV1+FV2	Both	176

#### 4.2 하이브리드 숫자 분류기

하이브리드 숫자 분류기는 신경망 분류기와 보완적인 템플릿 매칭 분류기가 연속적으로 수행된다. 먼저, 신경망 분류기가 혼합 특징 벡터를 이용하여 훈련되고 테스트된다. 훈련된 신경망 분류기는 오직 일정 문턱치 이상의 경우에만 분류하게 되고 일정 문턱치 이하로 신경망 분류기를 통과하지 못하는 경우는 템플릿 매칭 분류기를 통해 분류하게 된다. 템플릿 매칭 분류기는 휴리스틱 규칙을 적용하여 신경망 분류기에서 거부된 숫자를 분류한다.

##### 4.2.1 역전파 신경망 분류기

신경망중에서 현재 일반적으로 많이 사용되고 있는 역전파 신경망은 학습 자료들이 주어지면 원하는 값과 실제로 출력된 값 사이의 차이를 줄여나가는 방법이다. 학습 규칙은 학습을 진행하는 다계층 전방향(multilayer feed-forward)의 네트워크로서 일반화된 delta rule의 법칙으로 학습을 진행하며, 특히 계층 구조를 갖는 신경망의 학습에 이용되고 있다[16]. 이 방식은 문제의 성격에 따라 시행착오 방식으로 최적의 신경망의 구조를 결정해야하는 단점이 있으나 일단 학습이 되면 주어진 입력 자료에 대하여 단순한 가중치 계산과정에 의하여 출력 값이 생성되므로 결과를 신속하게 얻을 수 있어 선형 모형을 잘 반영할 뿐만 아니라, 규모가 커질수록 많은 자료를 수용할 수 있는 장점이 있다.

이와 같은 특성을 가지고 있는 역전파 신경망은 입력 층(input layer)와 출력 층(output layer), 은닉 층(hidden layer)으로 구성되어 각 노드의 출력값은 같은 노드로 되돌아오지 않는 비순환 구조로 되어 있다.

본 논문에서 사용된 신경망의 경우 그림 9와 같이 176개의 입력 층과 88개의 은닉 층, 10개의 출력 층으로 구성하였다. 입력 층의 경우는 혼합 특징 벡터의 개수이며, 출력 층은 (0, 1, ..., 9)까지의 숫자를 분류하기 위해 2bit로 즉, 0과 1의 조합으로 총 10개의 뉴런 노드(node)로 구성된다. 그리고 숫자 인식 결과는 아래 기준 1에 따라 최종 분류가 된다.

기준 1 : 하나의 출력 노드 값이 0.85이상이고 나머지 출력 노드 값이 0.25 이하

기준 1이 나타내는 의미는 다음과 같다. 신경망을 이용한 숫자 분류 시, 0에서 9까지의 숫자 분류를 위해 노드는 총 10개로 구성되며, 출력으로 각각의 노드를 통해 가중치 값이 도출된다. 이때 하나의 출력 노드 값이 0.85 이상이고, 나머지 출력 노드 값들이 0.25 이하 일 경우, 0.85 이상의 출력 값을 가지는 해당 노드가 나타내는 숫자가 분류된 결과 값이다.

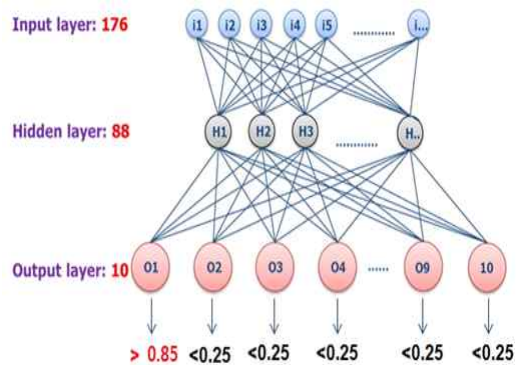


그림 9. 신경망 구조

Fig. 9. Architecture of neural network

신경망에서 분류되지 못한 경우, 다음 단계의 템플릿 매칭 분류기로 넘겨진다. 학습 데이터의 경우 실제 사용 중인 계량기들의 경우 타입별로 글씨체가 다양하다. 특히, 이 진화를 수행하게 되면 그림 10과 같이 타입별로 특징이 다양하게 나타난다. 이에 따라 보다 정확한 인식을 위해 타입별로 나누어 학습 데이터를 구성해 주었다.



그림 10. 숫자 '6'에 대한 이진 이미지  
Fig. 10. Binarization of digit '6'

4.2.2 보완적인 템플릿 매칭

계량기의 경우 타입별로도 글씨체의 차이도 존재하지만 추가적으로 고려해야 할 부분이 있다. 아날로그 타입의 계량기는 숫자가 넘어가는 구간 사이에 두 숫자가 동시에 관심 영역에 표시되는 구간이 나오게 된다. 이에 따라 블랍을 검출 시 그림 11과 같이 완전한 하나의 숫자 모양이 아닌 일정 부분만이 포함된 블랍이 검출되는 경우가 나타난다.

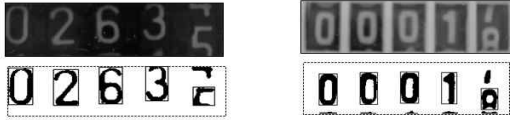


그림 11. 부분적인 숫자 분할 결과

Fig. 11. Results of partial numeric character segmentation

이러한 경우 템플릿 매칭은 특징 벡터를 통한 비교가 아닌 실제 검출된 블랍 이미지를 이용한 비교[17]이므로 위와 같은 경우에 한하여, 실험을 통해 인식에 효과적인 것으로 판명되었다. 설계 구현된 템플릿 매칭 분류기는 각 숫자에 대한 다양한 템플릿 이미지를 미리 데이터베이스에 저장된다. 템플릿 매칭은 신경망에서 분류되지 못한 숫자 이미지와 전 숫자의 템플릿 매칭 테이블과의 상관 관계를 계산하는 과정이다. 그림 12와 같이 구성된 50개의 템플릿 세트와 정규화 된 분할 이미지에 대해 상관 관계를 계산하여 나온 매칭 스코어(%)를 이용하여 미리 설정한 휴리스틱 규칙에 의해 분류를 판정하게 된다.

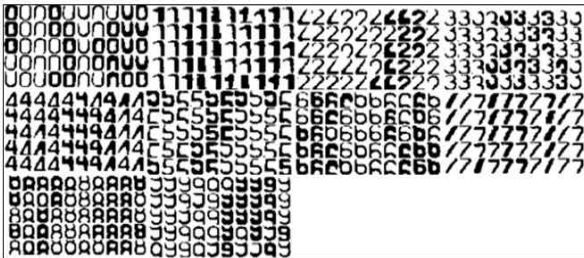


그림 12. 템플릿 세트

Fig. 12. Template set of digits

템플릿 매칭 스코어가 계산되는 과정은 우선 입력으로 들어오는 숫자 이미지에 대해 미리 준비된 템플릿 세트의 0에서 9까지의 총 50개 테이블과 비교를 진행하게 된다. 비교 숫자 테이블 별로 매칭 스코어가 높은 순으로 3순위까지 저장되며, 최종적으로 총 30개의 매칭 스코어가 높은 순으로 정렬된다. 이때 각각의 결과 값은 매칭 스코어(%)와 넘버(number: 해당 분류 숫자)로 구성된다.

템플릿 매칭 시 입력 숫자 이미지와 템플릿 테이블과의 비교를 통해 결과가 나오게 되는데 이때 테이블 각각의 숫자들이 넘버에 해당된다. 즉, 템플릿 매칭 결과는 최종적으로 각 해당 숫자들을 의미하는 넘버와 매칭 스코어로 구성되고, 이렇게 얻어낸 중간 결과값들에 대해 다시 매칭 스코어가 높은 순으로 정렬된다. 그리고 상위에 위치하는 값들에 대해서만 최종적인 분류 후보 자격을 얻게 된다.

4.2.3 계량기 숫자 분류에 강인한 휴리스틱 규칙

본 논문에서 제시하는 휴리스틱 규칙은 역전파 신경망으로 분류되지 못한 숫자에 대해 이후 진행되는 템플릿

매칭의 결과로 나온 매칭 스코어(%)를 이용하여 종합적인 관점으로 최종 분류를 수행하기 위한 규칙이다. 신경망으로 분류하는 경우 각 해당 노드에 대한 가중치 값을 이용하여 분류를 수행하지만 강인한 분류를 위한 기준 1에 따라 분류를 하기 때문에 완전한 숫자 형태가 아닌 형태로 블랍이 검출되는 경우에 대해 많은 경우 신경망만으로 분류되지 않는 경우가 나타났다. 하지만, 기준치에는 미달하지만 실제 검출된 블랍이 나타내는 숫자에 대해 일정 이상의 가중치를 나타내는 것으로 발견되었다. 이에 따라 신경망에 의해 계산된 가중치 값과 템플릿 매칭을 통한 상관 계수와의 혼합된 분류 기준으로 휴리스틱 규칙을 구성해주었다. 이때 신경망에서 계산된 가중치 값은 템플릿 매칭 스코어와 동일하게 가중치가 높은 순으로 정렬된 값으로 사용되며 가중치와 넘버로 구성된다.

본 논문에서 제시하는 휴리스틱 규칙은 다음과 같다.

- 규칙 1 : 가장 큰 매칭 스코어가 80% 이상이면 해당 매칭 결과를 최종으로 판별.
- 규칙 2 : 가장 큰 매칭 스코어의 넘버와 두 번째 큰 매칭 스코어의 넘버가 같고 그 둘의 매칭 스코어가 70% 이상이면 해당 넘버로 판별.
- 규칙 3 : 신경망의 가장 큰 가중치 값이 0.05 이상이며 해당 가중치 노드의 넘버가 가장 큰 매칭 스코어의 넘버와 일치하는 경우 해당 넘버로 판별.
- 규칙 4 : 신경망의 가장 큰 가중치 값이 0.7 이상이며 해당 가중치 노드의 넘버가 매칭 스코어 50% 이상인 넘버중에 일치하는 넘버가 있는 경우 해당 넘버로 판별.
- 규칙 5 : 신경망의 가장 큰 가중치 값을 가진 노드의 넘버와 매칭 스코어가 60% 이상인 넘버중에 일치하는 넘버가 있는 경우 해당 넘버로 판별.

휴리스틱 규칙은 해당 숫자 블랍 이미지와 테이블 셋과의 비교, 그리고 전단계에서 신경망을 통해 미처 분류하지 못하였지만 출력값으로 나온 일치 정도와 관련된 가중치 값을 유용하게 사용하기 위해 실험을 통해 정한 분류 기준이다. 계량기 숫자의 경우 중간에 걸치는 형태, 즉 부분적으로 숫자의 일부분만이 블랍으로 검출되는 경우에 서로 다른 숫자임에도 유사한 형태를 띠는 경우가 존재한다. 따라서, 휴리스틱 규칙을 통해 다단계로 비교 및 자세한 분류 기준을 추가함으로써 보다 강인한 숫자 분류가 가능하게 된다.

5. 실험 결과

본 논문에서 제안된 계량기 숫자 인식의 성능을 평가하기 위하여 그림 13에 나타난 세 가지 종류의 계량기를 사용하였다.

실험에 이용된 이미지는 실제 건물에 설치되어 있는 계량기에서 PixelPlus CMOS 센서 PC1030N[18]을 이용하여 획득하였다. 실제 계량기가 설치된 공간은 많은 경우가 밀폐된 공간으로 저조도 및 음영이 생기게 된다. 이에 따라 정확한 실험을 위해 실험 데이터 획득은 실제와 유사하게 환경을 조성 후 계량기를 설치한 후 Pixel plus 이미지 센서

를 이용하여 계량기 영역에 대한 이미지를 획득 후 사용 하였으며, 추가적으로 실제 계량기의 계기가 변화하는 시간에 따른 숫자 형태 변화에 대해서도 강인한 인식을 위해 이러한 케이스들에 대해서도 다양한 이미지를 획득 후 학습 및 실험을 진행하였다.



그림 13. 실험에 사용한 계량기 종류  
Fig. 13. Meter types used in the experiments.

표 2는 조명 정규화 실험에 대한 결과이다. 실험 샘플로는 음영이 생긴 계량기 이미지 76장을 이용한 실험으로 조명 정규화를 수행하지 않은 경우와 제안한 방법을 사용하여 조명 정규화를 수행한 경우에 대해 숫자 분할 성공률과 최종 숫자 인식 성공률에 대한 결과이다. 조명 전처리를 통해 숫자 분할 및 인식 성능이 대폭으로 향상됨을 알 수 있다.

표 2. 조명 정규화 실험 결과

Table 2. Results of illumination normalization experiments

Meter Type	Sample	No preprocessing		LN preprocessing	
		Segment rate	Recognition rate	Segment rate	Recognition rate
ALL	76	5.4%	4.1%	98.63%	93.15%

표 3은 하이브리드 숫자 분류기에 대한 실험 결과로서, 역전파 신경망만을 이용하여 인식을 수행한 경우와 본 논문에서 제안된 하이브리드 숫자 분류기를 이용한 경우에 대한 실험 결과이다. 제안된 하이브리드 분류기가 신경망 단독으로 분류하는 경우보다 분류 성능 향상에 도움이 된다는 것을 확인 할 수 있다.

표 3. 하이브리드 숫자 분류기 실험 결과

Table 3. Results of hybrid numeric character classification

Meter Type	Sample	Neural Network Classification rate	Hybrid Numeric Character Classification rate	Number of Final Fail
Type1	940	95.21%	99.5%	4
Type2	620	95.48%	96.45%	6
Type3	360	97.5%	97.77%	1

## 6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 실제 환경에서 계량기 영상을 이용한 숫

자 인식을 위한 계량기 숫자 인식 시스템을 제안하였다.

실험 데이터는 실제 환경과 유사하게 계량기를 설치한 후 획득한 영상을 이용하였으며, 실제 임베디드 환경과 유사하게 실험을 하기 위해 획득 영상 역시 장치가 이미지를 읽어 들이는 속도에 맞춰 계량기의 영상을 획득하여 사용하였다.

실제 실험을 통해 다양한 타입의 계량기에서 제안된 조명 정규화 및 하이브리드 분류기가 계량기 숫자 인식 성능 개선에 도움이 된다는 것을 알 수 있었다.

숫자 인식의 경우 학습량에 따라 인식을 역시 개선 가능할 것으로 생각된다. 오분류가 되는 숫자에 대해 이미지를 추출 후 이를 학습하고, 템플릿 테이블 업데이트를 해준다면 인식을 상승이 가능하리라 예상된다.

## References

- [1] M. Hashmi, S. Hanninen, K. Maki, "Survey of Smart Grid Concepts, Architectures, and Technological Demonstrations Worldwide", *Proc. IEEE PES Conf on Innovative Smart Grid Technologies*, pp. 1-7, 2011.
- [2] X. Xiong, B. J. Choi, "Design of a Korean Character Vehicle Licence Plate Recognition System", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 20, no. 2, pp. 262-266, 2010.
- [3] S. H. Lee, S. Y. Choi, S. Y. Lee, Y. S. Kim, "Licence Plate Recognition Using Improved IAFC Fuzzy Neural Network", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 19, no. 1, pp. 6-12, 2009.
- [4] X. Xie, K. Lam, "An Efficient Illumination Normalization Method for Face Recognition", *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, issue 6, pp. 609-617, 2006.
- [5] R. G. von Gioi, et al. "LSD: A Fast Line Segment Detector with a False Detection Control", *IEEE PAMI*, vol. 32, no. 4, pp. 722-732, 2010.
- [6] M. Stish, V. L. Lajish, S. K. Koppurapu, "Edge Assisted Fast Binarization Scheme for Improved Vehicle License Plate Recognition", 2011 National Conference on Communications(NCC), pp. 1-5, 2011.
- [7] V. V. Toan et al, "An Efficient Numeric Character Segmentation of Metering Devices for Remote Automatic Metering Reading", *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 15, no. 6, 2012.
- [8] T. B. Nguyen, S. Chung, "An Improved Real-time Blob Detection for Visual Surveillance," *2<sup>nd</sup> International Congress on Image and Signal Processing*, Tianjin, 2009.
- [9] Y. Kim, O. Kwon, Y. Cho, K. Seo, "Genetic Programming based Illumination Robust and Non-parametric Multi-colors Detection Model", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 20, no. 6, pp. 780-785, 2010.

- [10] S. J. Hong, Y. H. Cho, "Image Recognition by Using Hybrid Coefficient Measure of Correlation and Distance", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 20, no. 3, pp. 343-347, 2010.
- [11] S. J. Oh, C. W. Park, "Hierarchical Clustering of Symbolic Objects based on Asymmetric Proximity", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22, no. 6, pp. 729-734, 2012.
- [12] H. S. Shin, Y. H. Cho, "An Improvement of Recognition Performance Based on Nonlinear Equalization and Statistical Correlation", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 22, no. 5, pp. 555-562, 2012.
- [13] D. H. Paek, S. S. Han, "Numeric Pattern Recognition Using Genetic Algorithm and DNA Coding", *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 13, no. 1, pp. 37-44, 2003.
- [14] G. Bradski, "The Open CV Library", *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*, 2000.
- [15] K. S. Siddharth, M. Jangid, R. Dhir, R. Rani, "Handwritten Gurmukhi Character Recognition Using Statistical and Background Directional Distribution Feature", *International Journal on Computer Science and Engineering*, vol. 3, no. 6, pp. 2332-2345, 2001.
- [16] L. Fausett, *Fundamentals of Neural Network*, 1993.
- [17] S. K. Lam, C. Y. Yeong, C. T. Yew, W. S. Chai, S. A. Suandi, "A Study on Similarity Computations in Template Matching Technique for Identity Verification", *International Journal on Computer Science and Engineering*, vol. 2, no. 8, pp. 2659-2665, 2010.
- [18] PC1030NDatasheet, [http://www.pixelplus.com/products/analog\\_sensor.php](http://www.pixelplus.com/products/analog_sensor.php)

## 저 자 소 개



### 오 한글(Hangul Oh)

2012년 : 홍익대 전자전기 공학부 졸업  
2012년~현재 : 동 대학원 전기정보제어 공학 석사과정

관심분야 : 영상처리 및 인식, 임베디드 시스템  
Phone : +82-2-320-4193  
E-mail : running22c@gmail.com



### 조정원(Seongwon Cho)

1982년 2월 : 서울대 학사  
1987년 12월 : Purdue University 석사  
1992년 2월 : Purdue University 박사  
현재 : 홍익대 전자전기공학부 교수  
한국지능시스템학회 편집이사

관심분야 : 영상처리 및 인식, 지능시스템  
Phone : +82-2-3141-9540  
E-mail : swcho@hongik.ac.kr



### 정선태(Sun-Tae Chung)

1983년 2월 : 서울대 학사  
1986년 12월 : Michigan 대학교 석사  
1990년 12월 : Michigan 대학교 박사  
현재 : 숭실대 정보통신전자공학부 교수

관심분야 : 영상처리, 컴퓨터 비전, 임베디드 시스템  
Phone : +82-2-820-0638  
E-mail : cst@ssu.ac.kr